

隠れマルコフモデルに基づくハンドジェスチャーアニメーション生成

羽岡 哲郎[†] 益子 貴史[†] 小林 隆夫[†]

[†] 東京工業大学 総合理工学研究科 〒 226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259

E-mail: †{tetsuo.haoka,masuko,takao.kobayashi}@ip.titech.ac.jp

あらまし 本稿では、隠れマルコフモデル (HMM) に基づくパラメータ生成アルゴリズムを用いたハンドジェスチャー (手のしぐさ) の 3次元コンピュータ・グラフィックス・アニメーション生成について述べる. 本研究の目的は、ラベルを用いて記述されたジェスチャーの動作を生成することである. 各ラベルは、手の基本的な動作パターンに対応し、各基本動作パターンは、HMM によってモデル化される. HMM によるモデル化の際には、モーションキャプチャによって収録したジェスチャーデータ (手の物理形状モデルのパラメータ列) を学習データとして用いる. そして、与えられたラベル列の順にしたがって、対応する HMM を接続して一つの HMM を構成し、この HMM から尤度最大化基準によりジェスチャーデータを生成し、得られたジェスチャーデータをコンピュータグラフィックス表示することで、アニメーションを生成する. HMM からパラメータを生成する際に、静的・動的特徴の統計量を考慮することによって、滑らかなジェスチャーを生成することが可能となる. 実験により、滑らかに自然なハンドジェスチャーのアニメーション生成が可能であることを確認した.

キーワード HMM, ジェスチャー, アニメーション, ハンドジェスチャー生成

HMM-Based Synthesis of Hand-Gesture Animation

Tetsuo HAOKA[†], Takashi MASUKO[†], and Takao KOBAYASHI[†]

[†] Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 226-8502 Japan

E-mail: †{tetsuo.haoka,masuko,takao.kobayashi}@ip.titech.ac.jp

Abstract This paper describes a method for generating 3D computer graphics animation of hand-gesture using a parameter generation algorithm based on hidden Markov model (HMM). The purpose of this study is to generate motion of gestures represented by a label sequence. Each label represents a basic motion pattern of the hand, which is modeled by an HMM. When modeling a basic motion pattern by HMM, gesture data, which are parameter sequences of a physical model of the hand, recorded using motion-capturing are used as training samples. Then, given a label sequence, an HMM is composed by concatenating HMMs in the order according to the label sequence, and then a gesture is generated from the composed HMM in a maximum-likelihood sense and put into a computer graphics animation. Smoothness of the synthetic gesture can be achieved by using statistics of static and dynamic features modeled by HMMs. An experimental result shows the effectiveness of this synthesis method.

Key words HMM, gesture, animation, hand-gesture synthesis

1. はじめに

近年、人間のコミュニケーションに用いられる、ジェスチャーに関する研究が盛んに行なわれている [1]~[7]. その工学的応用としては、コンピュータグラフィックスを用いたアニメーション製作、コンピュータによる手話生成などがある. ロボットや、仮想現実エージェントを用いて、より扱いやすいコンピュータユーザーインターフェースを実現するためには、音声のみならず、ジェ

スチャーを交えたコミュニケーションが必要である. また、聴覚障害者への情報提供のためには、正確な手話を生成する技術が求められている. このように、コミュニケーション中で重要な意味を持つ手のしぐさ (ハンドジェスチャー) を、自然、かつ、滑らかに生成するための技術が求められている.

手話やジェスチャーなどの人体動作のアニメーションを生成する手法としては、モーションキャプチャによって収録した人間の動作を再現する方法 [1]~[3] や、動作をコード化してコンピュー

タで合成する方法 [5]~[7] などがある。前者は、自然なアニメーションを生成できる点において優れているが、収録したもの以外の動作を生成することが困難である。また、いずれの方法を用いる場合においても、異なる動作の結合部分を滑らかなアニメーションにするためには、補間処理を行なって、中間的な形状を生成しなければならない。しかし、補間の方法によっては、生成された動作が不自然なものになってしまうこともある。そこで、本研究では、滑らか、かつ、自然なアニメーションを実現するために、隠れマルコフモデル (HMM: hidden Markov model) に基づくパラメータ生成の手法 [8] を用いる。

隠れマルコフモデルに基づくパラメータ生成の手法では、収録した人間の動作を用いて学習した HMM を基に、尤度最大の意味で最適なジェスチャーを生成する。その結果、人間の動作の統計的性質を反映した自然に近いジェスチャーアニメーションの生成が可能となると考えられる。この際、動的特徴量を考慮することによって、特別な補間処理や平滑化処理を行なわなくとも、滑らかなアニメーションの生成が可能となる。以下、2. でハンドジェスチャーアニメーション生成の問題、3. で HMM に基づくパラメータ生成の手法について述べる。アニメーション生成の実験結果を 4. で示し、5. でまとめるとともに今後の課題を述べる。

2. ハンドジェスチャーアニメーション生成

任意のハンドジェスチャーのアニメーション生成を行なうためには、まず、ジェスチャーを記号レベルで記述する必要がある。はじめに、ジェスチャーを構成する基本的な動作パターンをとりだし、それぞれに名前をつける。以下では、各パターンに付けられた名前を「ジェスチャーラベル」と呼ぶ。ハンドジェスチャーアニメーション生成の問題は、ジェスチャーラベル列によって表現されたジェスチャーを、アニメーション、つまり、画像列の形式に変換することになる。

一方、精密な手の動きを実現するためには、手の運動を考慮した物理形状モデルを導入する必要がある。本研究では、手の骨格を基にしたモデルを用いる。この形状モデルのパラメータは、各関節の角度である。以下では、手の形状モデルのパラメータを、手形状パラメータと呼ぶ。手の形状モデルを導入することによって、ハンドジェスチャーアニメーション生成のための処理は、図

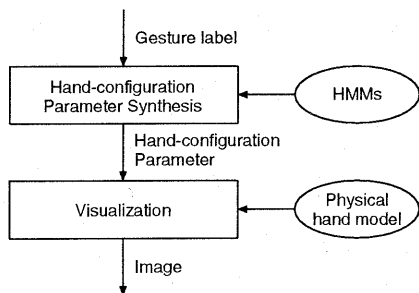


図 1 ハンドジェスチャーアニメーション生成のブロック図。ジェスチャーラベル (列) から手形状パラメータ (列) を生成し、手形状パラメータ (列) から画像 (列) を生成する。

1 のブロック図で示すように、

(1) ジェスチャーラベル列から手形状パラメータ列を生成する。

(2) 手形状パラメータ列から画像列を生成する。という、2 段階に分解される。

本研究では、ジェスチャーラベルから手形状パラメータを生成する手法として、HMM に基づくパラメータ生成の手法 [8] を用いる。この手法の詳細は、3. で述べる。一方、手形状パラメータから画像を生成する部分では、図 2 に示すように、骨格状に手を表現する。手の物理形状モデルに従って関節の 3 次元座標を計算し、透視投影によって平面に描画する。図 2 において、球が関節と指先の位置を表し、円柱が関節の接続 (骨) を表す。手首の周りに広がる格子は、形状モデルの ZX-平面を表している。

3. HMM に基づくパラメータ生成

HMM に基づくパラメータ生成手法は、学習と生成の 2 手順に分けられる。以下、本手法で用いる動的特徴量と HMM について述べたうえで、学習の概要と生成方法について述べる。

3.1 動的特徴量

特徴ベクトル、すなわち、HMM が出力するベクトルとして、静的パラメータ (手形状パラメータ)、および、動的特徴量 (デルタパラメータ) を一つに結合したベクトルを用いる。

手形状パラメータの次数を M として、時刻 (フレーム) t の手形状パラメータを \mathbf{x}_t (M 次の実ベクトル) とおく。長さ T の手形状パラメータ列 $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T)$ が与えられたとき、式 (1) によって、 \mathbf{x}_t の n 次デルタパラメータ $\Delta^n \mathbf{x}_t$ を定義する。

$$\Delta^n \mathbf{x}_t = \sum_{i=-L_n}^{L_n} w^{(n)}(i) \mathbf{x}_{t+i}, \quad 0 \leq n \leq 2 \quad (1)$$

ただし、 $L_0 = 0$, $w^{(0)}(0) = 1$, $i \neq 0$ のとき $w^{(0)}(i) = 0$,

$$w^{(1)}(i) = \begin{cases} \frac{i}{\sum_{j=-L_1}^{L_1} j^2}, & \text{for } -L_1 \leq i \leq L_1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$s_0 = \sum_{j=-L_2}^{L_2} 1$, $s_1 = \sum_{j=-L_2}^{L_2} j^2$, $s_2 = \sum_{j=-L_2}^{L_2} j^4$ として、

$$w^{(2)}(i) = \begin{cases} \frac{s_0 i^2 - s_1}{2(s_2 s_0 - s_1^2)}, & \text{for } -L_2 \leq i \leq L_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

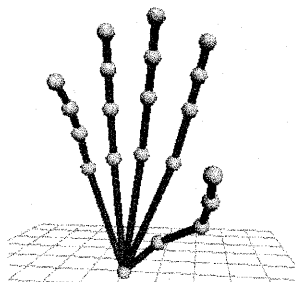


図 2 画像で表現された手形状の例。開いた状態の右手を、骨格状に表している。球が関節と指先を表し、円柱が関節の接続 (骨) を表す。手首の周りに広がる格子は、ZX-平面を表す。

である。

手形状パラメータ, および, 1次と2次のデルタパラメータを1つのベクトル \mathbf{o}_t にまとめて

$$\mathbf{o}_t = [\mathbf{x}'_t, \Delta^1 \mathbf{x}'_t, \Delta^2 \mathbf{x}'_t]' \quad (4)$$

とおく。ただし, \mathbf{x}' は \mathbf{x} の転置である。こうして得られる \mathbf{o}_t を, 時刻 t の特徴ベクトルとする。

特徴ベクトル列 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ が, HMM λ から生成されたことを仮定する。HMM λ の状態数を N , 全状態の集合を $S = \{1, \dots, N\}$ とおく。各状態 $q \in S$ に対応する出力分布は, 平均 $\boldsymbol{\mu}_q$, 共分散行列 \mathbf{U}_q のガウス分布とする。状態遷移確率行列を $A = (a_{ij})$ ($i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, N$) とおく。さらに, HMM λ は, スキップが無い left-to-right 型, すなわち, $j - 1 \leq i \leq j$ のとき以外は $a_{ij} = 0$ とする。また, 状態遷移列が \mathbf{q} のとき, 状態 i に滞在した回数を $d_i(\mathbf{q})$ とおき, 状態 i に滞在する回数 (状態継続長) は, 平均 m_i , 分散 σ_i^2 のガウス分布に従うとする。特徴ベクトル列 \mathbf{O} が HMM λ から生成されたとき尤度は, $a_{0,1} = 1, i \neq 1$ のとき $a_{0,i} = 0$ とおいて, 式(5)によって定義される。

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{\mathbf{q} \in S^T} P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda) \quad (5)$$

$$P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda) = \prod_{t=1}^T a_{q_{t-1}, q_t} \mathcal{N}(\mathbf{o}_t; \boldsymbol{\mu}_{q_t}, \mathbf{U}_{q_t}) \quad (6)$$

ただし, \mathcal{N} はガウス関数

$$\mathcal{N}(\mathbf{o}_t; \boldsymbol{\mu}_{q_t}, \mathbf{U}_{q_t}) = \frac{1}{(2\pi)^{3M/2} \sqrt{|\mathbf{U}_{q_t}|}} \times \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{o}_t - \boldsymbol{\mu}_{q_t})' \mathbf{U}_{q_t}^{-1} (\mathbf{o}_t - \boldsymbol{\mu}_{q_t}) \right] \quad (7)$$

である。

3.2 学 習

学習サンプルとして, n 個の特徴ベクトル列 $\mathbf{O}^{(1)} = (\mathbf{o}_t^{(1)})_{t=1}^{T_1}, \mathbf{O}^{(2)} = (\mathbf{o}_t^{(2)})_{t=1}^{T_2}, \dots, \mathbf{O}^{(n)} = (\mathbf{o}_t^{(n)})_{t=1}^{T_n}$ が与えられたとき, 式(8)によって定義される尤度を最大化する HMM λ を求める。

$$\prod_{k=1}^n P(\mathbf{O}^{(k)}|\lambda) \quad (8)$$

一般的には, 式(8)を最大にする解を解析的に求めることは困難である。そこで, EM (expectation maximization) アルゴリズム [9] に基づく繰り返しにより, 極大値をとる λ を求める。

次に, 各学習サンプル $\mathbf{O}^{(k)}$ に対して, 状態継続長に関する確率を求め, それを基にした最尤推定によって, 状態継続長モデルの学習を行なう。まず, 学習サンプル $\mathbf{O}^{(k)}$ が HMM λ から生成されるとき, 時刻 t_0 から t_1 の間のみ, 状態 i に滞在する確率 $\chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i)$ を, 次式によって求める。

$$\chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i) = (1 - \gamma_{t_0-1}^{(k)}(i)) \prod_{t=t_0}^{t_1} \gamma_t^{(k)}(i) (1 - \gamma_{t_1+1}^{(k)}(i)) \quad (9)$$

ただし, $\gamma_t^{(k)}(i)$ は, 時刻 t のとき状態 i に滞在している確率で,

$\gamma_{-1}^{(k)}(i) = \gamma_{T_k+1}^{(k)}(i) = 0$, とする。この $\chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i)$ を用いて, 次のように, 状態継続長モデルのパラメータを決定する。

$$m_i = \frac{\sum_{k=1}^n \sum_{t_0=1}^{T_k} \sum_{t_1=t_0}^{T_k} \chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i) (t_1 - t_0 + 1)}{\sum_{k=1}^n \sum_{t_0=1}^{T_k} \sum_{t_1=t_0}^{T_k} \chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i)} \quad (10)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^n \sum_{t_0=1}^{T_k} \sum_{t_1=t_0}^{T_k} \chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i) (t_1 - t_0 + 1)^2}{\sum_{k=1}^n \sum_{t_0=1}^{T_k} \sum_{t_1=t_0}^{T_k} \chi_{t_0, t_1}^{(k)}(i)} - m_i^2 \quad (11)$$

3.3 生 成

尤度最大の意味で, HMM λ の最適状態遷移列 $\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_T]'$, および, 出力特徴ベクトル列 $\mathbf{O} = \{\mathbf{o}_t\}_{t=1}^T$ を求める。つまり, 尤度 $P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda)$ を最大化する \mathbf{q} と \mathbf{O} を求める。

ここで, 表記上の簡略化のために, 次のように, 手形状パラメータ列, HMM 出力ガウス分布のパラメータなどをまとめて表記する。

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \dots, \mathbf{x}'_T]', \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\mu} = [\boldsymbol{\mu}'_{q_1}, \boldsymbol{\mu}'_{q_2}, \dots, \boldsymbol{\mu}'_{q_T}]', \quad (13)$$

$$\mathbf{U} = \text{diag}[\mathbf{U}_{q_1}, \mathbf{U}_{q_2}, \dots, \mathbf{U}_{q_T}] \quad (14)$$

ただし, $\text{diag}[\mathbf{U}_{q_1}, \mathbf{U}_{q_2}, \dots, \mathbf{U}_{q_T}]$ は, 行列 $\mathbf{U}_{q_1}, \mathbf{U}_{q_2}, \dots, \mathbf{U}_{q_T}$ を対角に並べた $3MT \times 3MT$ 行列である。また, 次のように, デルタパラメータを求めるための密係数 $w^{(n)}(i)$ をまとめて, 行列 \mathbf{W} を作る。

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_T]' \quad (15)$$

$$\mathbf{w}_t = \begin{bmatrix} (w_t)_{11} & (w_t)_{12} & \dots & (w_t)_{1T} \\ (w_t)_{21} & (w_t)_{22} & \dots & (w_t)_{2T} \\ (w_t)_{31} & (w_t)_{32} & \dots & (w_t)_{3T} \end{bmatrix}' \quad (16)$$

$$(w_t)_{ij} = w^{(i)}(j-t) \mathbf{I}_M \quad (17)$$

ただし, \mathbf{I}_M は M 次の単位行列, $L = \max(L_1, L_2)$ である。

以上の表記を用いると, $\log P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda)$ は,

$$\begin{aligned} \log P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda) &= \alpha \sum_{i=1}^N \log P(d_i(\mathbf{q})) - \frac{1}{2} \log |\mathbf{U}| - \frac{3MT}{2} \log 2\pi \\ &\quad - \frac{1}{2} (\mathbf{W}\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})' \mathbf{U}^{-1} (\mathbf{W}\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \end{aligned} \quad (18)$$

と書き換えることができる。ただし, α は, 状態継続長の尤度に関する重みである。計算を簡単にするために, 状態継続長の尤度 (式(18) 第一項) のみを最大にする状態遷移列を求める。このことは, α を十分大きくとることに相当する。最適状態遷移列は,

$$\sum_{i=1}^N \log P(b_i(\mathbf{q})) = \sum_{i=1}^N \log \mathcal{N}(d_i(\mathbf{q}); m_i, \sigma_i^2) \quad (19)$$

を最大にする \mathbf{q} として, (離散値を連続分布でモデル化している

ため) 近似的に,

$$\mathbf{q} = [\underbrace{1, 1, \dots, 1}_{[m_1+1/2]}, \underbrace{2, 2, \dots, 2}_{[m_2+1/2]}, \dots, \underbrace{N, N, \dots, N}_{[m_N+1/2]}]' \quad (20)$$

$$T = \sum_{i=1}^N [m_i + 1/2], \quad (21)$$

ただし, $[m]$ は, m を超えない最大の整数, と求まる.

以下では, 状態遷移列 \mathbf{q} を固定して, 尤度を最大化する手形状パラメータ列 \mathbf{x} を求める. $\mathbf{0}_{TM}$ を TM 次の零ベクトルとして,

$$\frac{\partial \log P(\mathbf{q}, \mathbf{O}|\lambda)}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{0}_{TM} \quad (22)$$

とおくことにより, \mathbf{x} を定める連立方程式

$$\mathbf{R}\mathbf{x} = \mathbf{r} \quad (23)$$

ただし,

$$\mathbf{R} = \mathbf{W}'\mathbf{U}^{-1}\mathbf{W}, \quad (24)$$

$$\mathbf{r} = \mathbf{W}'\mathbf{U}^{-1}\boldsymbol{\mu} \quad (25)$$

を得る. \mathbf{R} は, $TM \times TM$ 行列であるため, 式(23)を解くためには, $O(T^3M^3)$ の演算が必要となる. ただし, \mathbf{U}_q が対角行列の場合には, 手形状パラメータの各次数を独立に計算することができるので, 計算量は $O(T^3M)$ となる.

4. 実験

3. で述べた, HMM に基づくパラメータ生成手法を用いて, ハンドジェスチャーアニメーションの生成実験を行なった.

4.1 条件

手の物理形状モデルとしては, 図2に示すような, 関節が16個(手首+各指3個)のものを用いた. このモデルは, 各関節の(Z, X, Y それぞれの軸に関する)回転角度をパラメータとし

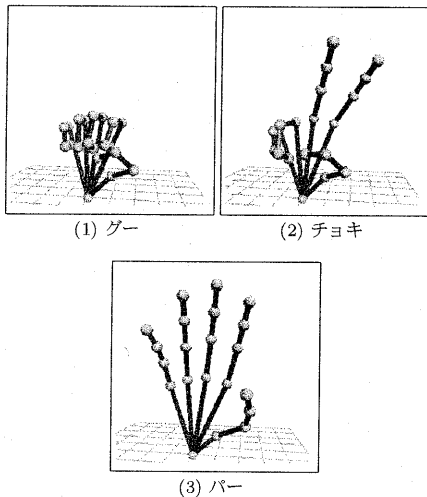


図3 実験で扱ったジェスチャー: (1) グー, (2) チョキ, (3) パー. それぞれの手形状パラメータのコンピュータグラフィックス表示.

ている. 各関節の自由度は3であるので, 手形状モデル全体の自由度は48である. すなわち, 手形状パラメータの次数は48次である.

各フレームの特徴ベクトルは, 手形状パラメータ(48次), 1次のデルタパラメータ(48次), および, 2次のデルタパラメータ(48次)の, 計144次とした. デルタの計算の際に使用した(片側の)窓の長さは, 双方とも1とした.

HMM は, スキップの無い left-to-right 型とし, 状態数は3とした. また, 計算量を削減するために, 各状態の出力ガウス分布の共分散行列は対角とした.

扱ったジェスチャーは, 図3に示す3種類(グー, チョキ, パー)とした. 表1のように, 形状の変化を, 9個のパターンに分類し, それぞれにジェスチャーラベルをつけた.

4.2 手順

学習サンプルを得るために, 人間の手のジェスチャーを計測し, 手形状パラメータ列として収録した. 入力装置としては, CyberGlove を用いた. 得られたデータのフレームレートは30 [frame/sec], 総フレーム数は4197フレーム(データ長: 約140秒)であった. 学習サンプルは3つの系列から構成され, それぞれの内容は次の通りである: (1) グーとチョキの繰り返し; (2) グーとパーの繰り返し; (3) パーとチョキの繰り返し.

得られたデータの各フレームに, ラベル付けを行なった. これは, 各フレームごとに, コンピュータグラフィックス表示された形状を見ながら, 手動で行なった. ラベル付けの結果, 各ラベルに対応するフレームの個数と, 区間(連続して同一ラベルに対応するフレームのグループ)数は, 表2の通りとなった.

最後に, 各フレームに対して, 1次と2次のデルタパラメータを計算して, 特徴ベクトル列を得, これとラベルを合わせて学習サンプルとした. 得られた学習サンプルを用いて, 各ラベルごとに HMM を学習した.

3. の生成手法を用いて, ジェスチャーのパラメータ生成を行ない, 得られたパラメータ列をコンピュータグラフィックス表示することで, ハンドジェスチャーのアニメーションを作成した. コンピュータグラフィックスによる可視化には, OpenGL を利用した. 生成に用いたジェスチャーラベルは,

表1 ジェスチャーパターンリスト, ラベル(パターン名)とそれに対応する手の形状変化.

ラベル	対応する形状変化
p	パーで静止中
r	グーで静止中
s	チョキで静止中
rp	グーからパーに変化中
pr	パーからグーに変化中
rs	グーからチョキに変化中
sr	チョキからグーに変化中
ps	パーからチョキに変化中
sp	チョキからパーに変化中

表2 各ラベルに対応するフレーム数および区間数.

ラベル	p	r	s	pr	rp	rs	sr	ps	sp
フレーム数	978	581	758	377	269	234	373	357	270
区間数	41	42	41	20	20	20	20	20	21

r r s s s p p r r r p p p s s s r r

であり、これを用いることで、学習サンプルには無い、[グー→チョコキ→パー→グー→パー→チョコキ→グー] というジェスチャーの生成を行なった。

4.3 結果

生成されたアニメーションの長さは 238 フレーム (およそ 7.9 秒) であった。図 6 に、生成されたアニメーションの一部を示す: (1) グーからチョコキへの変化過程; (2) チョキからパーへ変化過程; (3) グーからパーへ変化過程。形状が、滑らかに変化している様子が確認できる。変化途中の形状も、全体的に自然なものとなっているが、指同士が交錯する場合がある。これは、生成アルゴリズムが、指同士の衝突回避などの物理的拘束条件を考慮していないためである。

次に、生成されたジェスチャーと、人間の行なったジェスチャーを、手形状パラメータで比較してみる。図 4 に、生成されたパラメータの一部 (中指第 3 関節の回転角度) を示す。縦の実線は、生成時に用いたラベルの区切りであり、各区間のラベルがグラフ下方に示されている。図 5 には、学習サンプルから、生成データに対応する部分を切り出して、つなぎ合わせたものを示す。縦の実線がデータの接合部分である。全体的に見て、双方のパラメータは似たカーブを描いていることがわかる。細部に目を向ける

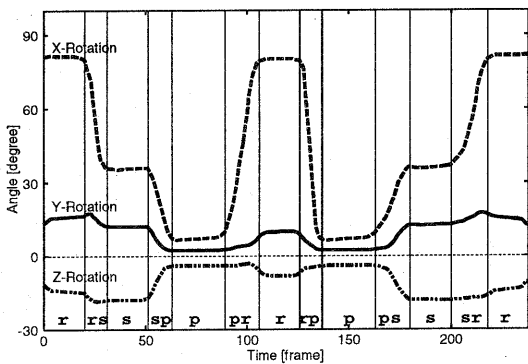


図 4 生成された手形状パラメータの例。中指第 3 関節の回転角度。縦の実線は、生成時に用いたラベルの区切りを示す。

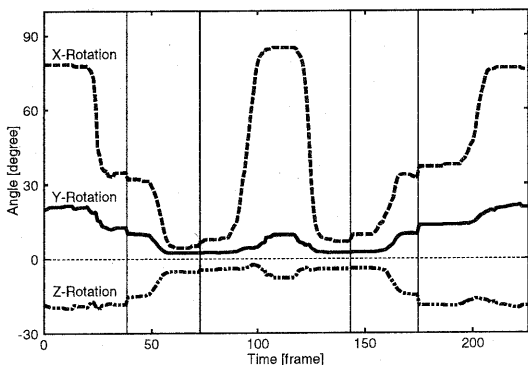


図 5 学習サンプルから、生成データに対応する部分を切り出し、つなぎ合わせた手形状パラメータ。縦の実線がデータの接合部分である。

と、学習サンプルの方は、接合部分で、グラフが階段状になっているのに対して、生成されたパラメータの方は、滑らかである。

5. おわりに

隠れマルコフモデルに基づくパラメータ生成手法を用いた、ハンドジェスチャーのアニメーション生成の手法について述べた。少数のジェスチャーを生成する実験を行なった結果、自然なジェスチャーを生成することができた。生成されたジェスチャーと、モーションキャプチャによって収録したジェスチャーとを、手形状パラメータ上で比較した結果から、生成されたジェスチャーの滑らかさを確認した。

しかしながら、衝突回避を行っていないため、一部で、指同士が交錯するようなジェスチャーが生成されてしまった。また、アニメーション生成部分は、骨格を表示する程度の簡単なものであり、自然な手の表現とは言えない。そこで、今後は、こうした問題点を解決してゆくとともに、次にあげることに関して研究を進めていきたい。

- ジェスチャーの「自然さ」を評価する方法の確立。
- 複雑なジェスチャー (例えば、手話など) の生成。
- 機械ロボットを動かすことによるジェスチャーの表現。

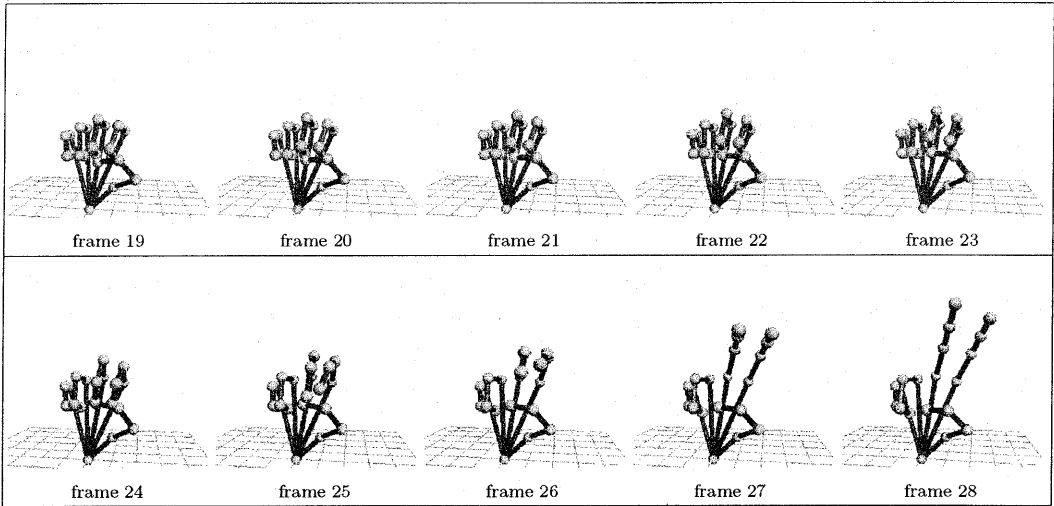
謝 辞

本研究を進めるにあたり、モーションキャプチャ設備の使用およびデータ収録に御協力いただいた東京工業大学 佐藤 誠 教授、崔 雄 氏に感謝致します。

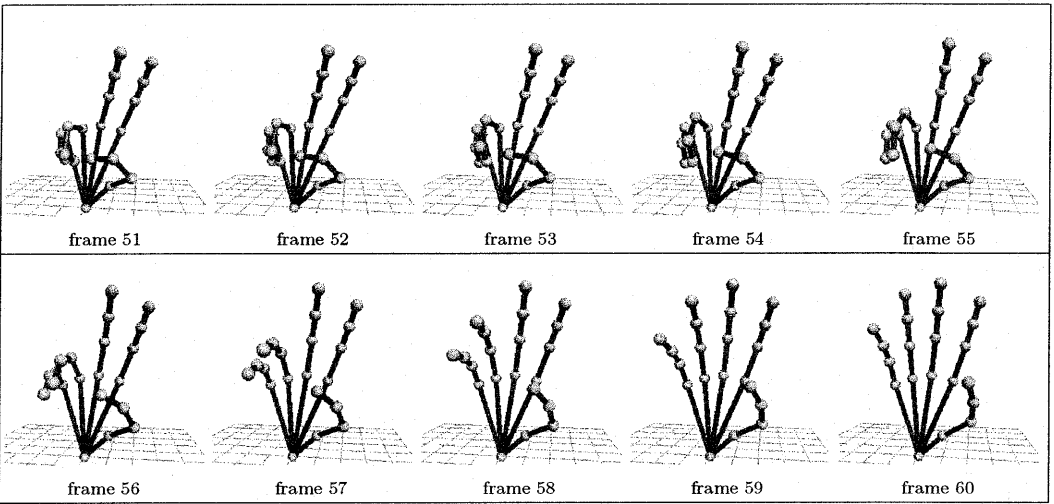
尚、本研究の一部は、科学研究費補助金 (学術創成研究 13NP0301, 若手研究 (B) 13780321) による。

文 献

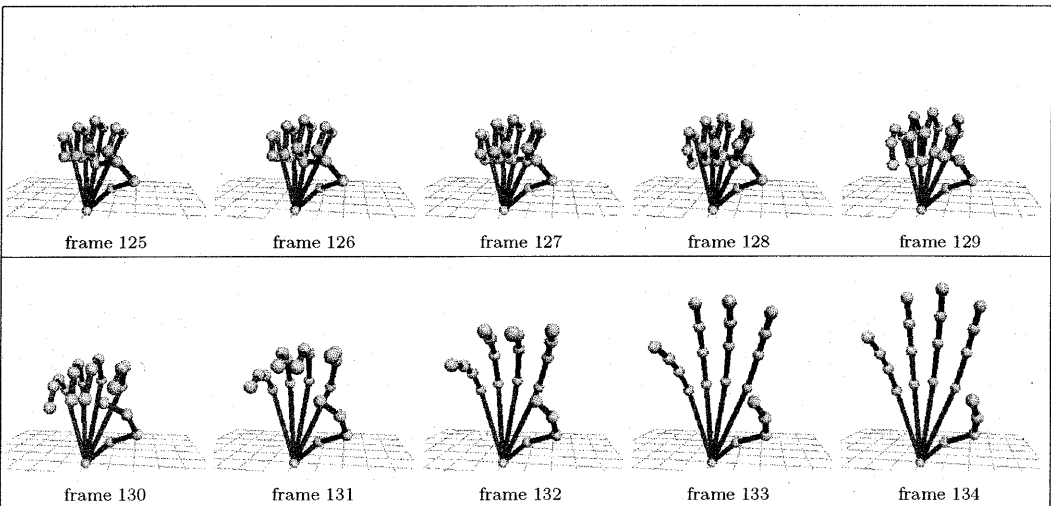
- [1] 猪木 誠二, 渡辺 謙士, 呂 山, “手話アニメーション作成・編集ツール,” 信学論 (D-I) vol.J84-D-I, no.6, pp.987-995, Jun. 2001.
- [2] 崎山 朝子, 大平 英二, 佐川 浩彦, 大木 優, 池田 尚司, “リアルタイム手話アニメーションの合成方法,” 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.2, pp.182-190, Feb. 1996.
- [3] S.Lu, S.Igi, H.Matsuo, and Y.Nagashima, “Towards a Dialogue System Based on Recognition and Synthesis of Japanese Sign Language,” Proc. of Intl. Gesture Workshop, GW'97, pp.259-271, Bielefeld, Germany, Sep. 1997.
- [4] 長嶋 裕二, “手話情報学の現状と課題,” 信学技報, PRMU-99-141, Nov. 1999.
- [5] S.Gibet, T.Lebourque, and P.Marteau, “High-level Specification and Animation of Communicative Gestures,” Journal of Visual Languages and Computing (2001), vol.12, no.6, pp.657-687, 2001.
- [6] T.Lebourque, and S.Gibet, “A Complete System for the Specification and the Generation of Sign Language Gestures,” Proc. of Intl. Gesture Workshop, GW'99, LNAI 1739, pp.227-238, Gif-sur-Yvette, France, Mar. 1999.
- [7] I.Wachsmuth, and S.Kopp, “Lifelike Gesture Synthesis and Timing for Conversational Agents,” Proc. of Intl. Gesture Workshop, GW 2001, LNAI 2298, pp.120-133, London, UK, Apr. 2001.
- [8] 徳田 恵一, 益子 貴史, 小林 隆夫, 今井 聖, “動的特徴を用いた HMM からの音声パラメータ生成アルゴリズム,” 日本音響学会誌, 53 巻, 3 号, pp.192-200, 1997.
- [9] A.P.Dempster, N.M.Laird, and D.B.Rubin, “Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” Journal of Royal Statistical Society, Series B, vol.39, pp.1-38, 1977.



(1) ゲーからチョキへの変化過程.



(2) チョキからパーへの変化過程.



(3) ゲーからパーへの変化過程.

図 6 合成されたハンドジェスチャーアニメーションの一部.